

**MODELO CAUSAL DEL CONSUMO ENERGÉTICO RESIDENCIAL PARA  
PRONOSTICAR LA DEMANDA**



**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA  
SEDE QUITO**

**CARRERA:  
INGENIERÍA ELÉCTRICA**

**Trabajo de titulación previo a la obtención del título de  
INGENIERO ELÉCTRICO**

**TEMA:  
MODELO CAUSAL DEL CONSUMO ENERGÉTICO RESIDENCIAL PARA  
PRONOSTICAR LA DEMANDA**

**AUTOR:  
JUAN CARLOS MUELA ESPINOZA**

**DIRECTOR:  
ING. LUIS FERNANDO TIPAN VERGARA**

**Quito, Agosto 2019**

Juan Carlos Muela Espinoza

**MODELO CAUSAL DEL CONSUMO ENERGÉTICO RESIDENCIAL PARA PRONOSTICAR LA DEMANDA**

Universidad Politécnica Salesiana, Quito – Ecuador 2019

Ingeniería Eléctrica

Breve reseña histórica e información de contacto.



**Juan Carlos Muela Espinoza** (Y'1992). Realizó sus estudios de nivel secundario en el Colegio Técnico Experimental Salesiano Don Bosco de la ciudad de Quito. Egresado de Ingeniería Eléctrica de la Universidad Politécnica Salesiana. Su trabajo consiste en realizar un modelo causal del consumo energético residencial para pronosticar la demanda. [jmuelae@est.ups.edu.ec](mailto:jmuelae@est.ups.edu.ec)

*Dirigido por:*



**Luis Fernando Tipán Vergara** (Y'1982). Nació en Quito, Ecuador, en 1982. Se graduó de la Facultad de Ingeniería Eléctrica Como Ingeniero en Electrónica en Control en la Escuela Politécnica Nacional. sus estudios de postgrado los hizo en la Escuela Politécnica Nacional Facultad de Ingeniería Mecánica, obteniendo el grado de Magister en Eficiencia Energética. [ltipan@ups.edu.ec](mailto:ltipan@ups.edu.ec)

Todos los derechos reservados:

Queda prohibida, salvo excepción prevista en la ley, cualquier forma de reproducción, distribución, comunicación pública y transformación de esta obra para fines comerciales, sin contar con la autorización de los titulares de propiedad intelectual. La infracción de los derechos mencionados puede ser constitutiva de delito contra la propiedad intelectual. Se permite la libre difusión de este texto con fines académicos o investigativos por cualquier medio, con la debida notificación a los autores.

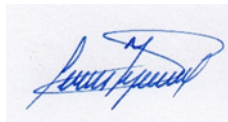
**DERECHOS RESERVADOS**

©2019 Universidad Politécnica Salesiana  
QUITO - ECUADOR

## DECLARATORIA DE COAUTORÍA DEL DOCENTE TUTOR

Yo, Luis Fernando Tipan Vergara declaro que bajo mi dirección y asesoría fue desarrollado el trabajo de titulación “*MODELO CAUSAL DEL CONSUMO ENERGÉTICO RESIDENCIAL PARA PRONOSTICAR LA DEMANDA*” realizado por Juan Carlos Muela Espinoza, obteniendo un producto que cumple con todos los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana para ser considerados como trabajo final de titulación.

Quito D.M., Agosto de 2019



.....  
Luis Fernando Tipan Vergara

C.C.: 1717329005

## CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Yo, Juan Carlos Muela Espinoza, con documento de identificación N° 1720400249, manifiesto mi voluntad y cedo a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que soy autora del trabajo de grado/titulación intitulado: “*MODELO CAUSAL DEL CONSUMO ENERGÉTICO RESIDENCIAL PARA PRONOSTICAR LA DEMANDA*”, mismo que ha sido desarrollado para optar por el título de: Ingeniero Eléctrico, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En aplicación a lo determinado en la Ley de Propiedad Intelectual, en mi condición de autor me reservo los derechos morales de la obra antes citada. En concordancia, suscribo este documento en el momento que hago entrega del trabajo final en formato impreso y digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

Quito, D.M., Agosto de 2019



.....  
Juan Carlos Muela Espinoza

C.C.: 1720400249

## INDICE GENERAL

1. Introducción .....	2
2. Identificación de variables y factores de influencia sobre el consumo eléctrico .....	2
3. Demanda Eléctrica .....	5
3.1 Situación actual de la Demanda Eléctrica en Ecuador .....	5
3.2 Situación actual de la Demanda Eléctrica según EEQ .....	5
3.3 Identificación de cargas .....	5
3.4 Modelo Referencial .....	5
4. Estimación del consumo eléctrico bajo el concepto de diagrama causal .....	6
4.1 Diagramas Causales .....	6
5. Formulación Matemática .....	6
5.1 Zona 1 .....	8
5.2 Zona 2 .....	9
5.3 Zona 3 .....	10
6. Algoritmo en pseudocódigo .....	10
7. Implementación del modelo .....	11
7.1 Distribuciones de probabilidad por electrodoméstico .....	13
7.1.1 Ducha eléctrica .....	14
7.1.2 Refrigeradora .....	14
7.1.3 Microondas .....	14
7.1.4 Equipo de Sonido .....	14
7.1.5 Televisor .....	15
7.2 Distribuciones de probabilidad por actividades .....	15
7.2.1 Ocupación .....	15
7.2.2 Iluminación .....	15
7.2.3 Entretenimiento .....	15
7.2.4 Cocción .....	16
8. Discusión y Resultados .....	16
8.1 Zona 1 .....	16
8.2 Zona 2 .....	16

8.3 Zona 3 .....	17
8.4 Consumo por día .....	17
8.5 Consumo mensual .....	18
8.6 Consumo anual.....	18
9. Conclusiones .....	18
10. Recomendaciones.....	19
11. Referencias .....	20
12. Estado del Arte .....	23



## INDICE DE FIGURAS

Figura 1 Distribución de vivienda casa por zonas .....	7
Figura 2 Diagrama Forrester de consumo eléctrico .....	11
Figura 3 Modelo causal para el cuarto de baño.....	12
Figura 4 Encendido y apagado de una ducha.....	12
Figura 5 Consumo eléctrico en el cuarto de cocina .....	12
Figura 6 Encendido y apagado de un microondas .....	12
Figura 7 Modelo causal para zona 1 .....	12
Figura 8 Encendido y apagado de TV .....	13
Figura 9 Encendido y apagado de un ES .....	13
Figura 10 Modelo causal de iluminación .....	13
Figura 11 Variable binaria de un Equipo de Sonido .....	13
Figura 12 Variable binaria binario de un PC .....	13
Figura 13 Segmentación temporal de mediciones y resultados .....	13
Figura 14 Función de Distribución - Ducha.....	14
Figura 15 Curva de Distribución - Refrigeradora .....	14
Figura 16 Curva de Distribución - Microondas .....	14
Figura 17 Curva de Distribución – Equipo de Sonido .....	14
Figura 18 Curva de Distribución - TV .....	15
Figura 19 Curva de Distribución para Ocupación.....	15
Figura 20 Curva de Distribución para iluminación.....	15
Figura 21 Curva de Distribución para Entretenimiento .....	16
Figura 22 Curva de Distribución para Cocción.....	16
Figura 23 Curva de carga zona 1.....	16
Figura 24 Consumo zona 1 .....	16
Figura 25 Curva de carga diaria - Cocina .....	16
Figura 26 Consumo zona 2 .....	17
Figura 27 Curva de carga Sala/Comedor .....	17
Figura 28 Consumo zona 3 .....	17
Figura 29 Perfil de carga diario simulado y medido .....	17
Figura 30 Consumo eléctrico diario simulado y medido .....	17

Figura 31 Consumo eléctrico mensual simulado y medido .....	18
Figura 32 Consumo anual .....	18

## INDICE DE TABLAS

Tabla 1 Descripción general de los habitantes .....	5
Tabla 2 Descripción general de la vivienda .....	5
Tabla 3 Descripción de cada zona.....	7
Tabla 4 Potencias nominales por cada electrodoméstico. Fuente [33] .....	8
Tabla 5 Descripción de variables .....	11
Tabla 6 Comportamiento diario - ducha eléctrica (recopilación propia) .....	14
Tabla 7 Comportamiento diario - refrigeradora (recopilación propia) .....	14
Tabla 8 Comportamiento diario - microondas (recopilación propia).....	14
Tabla 9 Comportamiento diario - equipo de sonido (recopilación propia).....	14
Tabla 10 Comportamiento diario - TV (recopilación propia).....	15
Tabla 11 Probabilidad de ocupación .....	15
Tabla 12 Probabilidad de luminarias.....	15
Tabla 13 Probabilidad de entretenimiento .....	15
Tabla 14 Probabilidad de cocción .....	16
Tabla 15 Consumos por zonas de la vivienda.....	17
Tabla 16 Escalamiento de resultados para $n = 10$ .....	18
Tabla 17 Comparación de resultados .....	19
Tabla 18 Comparativa de resultados .....	19

# MODELO CAUSAL DEL CONSUMO ELÉCTRICO RESIDENCIAL PARA PRONOSTICAR LA DEMANDA

## Resumen

Pronosticar el consumo eléctrico es necesario en cuanto a planificación y expansión (corto - largo plazo) de los sistemas eléctricos. Existen metodologías aplicadas al pronóstico del consumo eléctrico (manejo de temporales, métodos estadísticos, métodos de regresión, métodos econométricos., métodos de redes neuronales, etc.), los cuales analizan este fenómeno desde perspectiva general. Sin embargo, estudios recientes aplican el concepto de modelos dinámicos DM, para estudiar comportamiento de la demanda bajo determinadas condiciones de causalidad (aleatoriedades, externalidades, etc.). Aunque han sido escasamente estudiados, estos otorgan la posibilidad de crear modelos de simulación capaces de interactuar con variables externas que influyen en el consumo eléctrico (comportamiento dinámico). La investigación, detalla electrodomésticos de uso común, horas de consumo y distribuciones de probabilidad, para simular en VENSIM un modelo dinámico, basado en diagramas causales (esquemas de causa y efecto), para tareas de pronóstico. El modelo podría ser escalado hacia una población de  $n$  viviendas, con similares características y obtener una estimación aproximada para una población en concreto.

**Palabras Clave:** Diagramas Causales, Simulación, Demanda, Pronóstico, Consumo Residencial, VENSIM

## Abstract

Energy consumption forecast is necessary for planning and expansion (short and long term) inside electrical systems. Today, exists a lot of methodologies related to estimate energy consumption (temporal series handling, statistic methods, regression methods, econometric methods, neural network methods, etc.) which them analyze this phenomenon since a general perspective. However, recently researches using dynamic model DM concept, studying demand behavior under specifically causality conditions (random values, externally, etc.). Maybe them have been a little or neither researched, them give the possibility to create simulation models with capable to interact witch external variables which affect the electricity consumption (dynamic behavior). This paper, details typically household devices, consumption hours and probability distribution functions, to simulate over VENSIM a dynamic model, based on casual diagrams (schemes cause and effect), for forecast tasks. The model could be used to compute an approximate estimation for a specific population sample from  $n$  houses with similar features-conditions.

**Keywords:** Causal Diagrams, Simulation, Demand, Forecast, Household Consumption, VENSIM.

## 1. Introducción

El creciente consumo de electricidad, consecuencia de las actividades humanas (entretenimiento, iluminación, cocción, limpieza), comerciales e industriales, obliga a las empresas distribuidoras locales a establecer mecanismos, estrategias, metodologías adecuadas que permitan planificar las actividades propias del sistema eléctrico. Por tanto, estimar la producción y disponibilidad de electricidad es de vital importancia durante las etapas de generación y distribución eléctrica.

A lo largo del tiempo se han realizado estudios referentes a la estimación eléctrica, las metodologías basadas en árboles de decisión [1][2] ramifican consumos anteriores en subgrupos, la estimación resulta extrapolar valores y comparar con los valores del árbol, los métodos de regresión multivariable [3][4] aplican información inicial para calcular los coeficientes de una ecuación de la forma  $\beta_0 + \beta_1 \cdot x_0 + \dots + \beta_n \cdot x_{n-1}$ , por otro lado el método MARS [5] caracteriza una curva empleando funciones lineales a trozos a lo largo de la curva, en [6][7] la demanda resulta de calcular un beneficio económico sobre una función de utilidad, asociado a cierta cantidad de energía, en [8] el pronóstico se obtiene de aplica un algoritmo BP Neural Network (red neuronal de propagación hacia atrás), donde el cálculo de error entre la salida resultante y deseada pasa por las capas intermedias modificando el peso de los enlaces, hasta volver a la entrada, en cambio las empresas eléctricas locales sintetizan sus estimaciones aplicando normativas homologadas [9][10], una metodología experimental en [11] pronóstica el consumo eléctrico, evaluando el comportamiento estocástico producido por la renovación temporal de equipos eléctricos aplicando una distribución de Weibull, las metodologías usadas en [12][13] aplican modelos dinámicos usando diagramas Forrester,

pronosticando la energía a partir de la interacción de variables asociadas al uso de electricidad, una técnica tradicional [14], consiste en manejar series temporales, en donde los valores históricos y comportamientos de años anteriores, aportan valores referenciales de pronóstico, en su mayoría las soluciones presentadas han sido ampliamente abordadas a excepción de los modelos dinámicos, que han sido poco o escasamente estudiados desde una perspectiva residencial.

En esta investigación se propone un modelo experimental de pronóstico a nivel residencial, que permitirá identificar un valor referencial de energía que deberá ser ofertado por una empresa eléctrica a partir de un valor aproximado de energía consumida por una residencia tipo ubicada en el sector norte de Quito.

## 2. Identificación de variables y factores de influencia sobre el consumo eléctrico

Partiendo de información inicial, los trabajos revisados emplean desde estadística elemental hasta sofisticados algoritmos de inteligencia artificial, detallar su funcionamiento permite identificar factores y causalidades a integrarse al modelo en proceso.

Investigadores Hindúes [3], mediante encuestas y regresiones múltiples (cálculo de coeficientes para una ecuación lineal multivariable) y mediante índices de correlación identificaron variables cognitivas (conciencia ambiental, nivel de confort, nivel cultural, perfiles psicológicos y accionar frente a políticas de ahorro energético) vinculadas al comportamiento humano. En países vecinos la base teórica [15], establece al consumo eléctrico dependiente de factores geográficos y climáticos, tarifas eléctricas, hábitos de consumo, densidad poblacional, PIB e históricos. Por otro

lado, en análisis descriptivos [16] y [17] se establecen que: planificar la oferta eléctrica, expansión del sistema y fijación de precios, requieren proyecciones temporales (corto, mediano y largo plazo) de la demanda eléctrica utilizando información base, detallando festividades y épocas del año, permitiendo analizar la elasticidad de precios en base al déficit o exceso de potencia generada.

Por otro lado, aplicando funciones de utilidad (funciones de costos) y análisis descriptivos, se identifican factores económicos (pliegos tarifarios, sueldos, planillas pasadas, poder adquisitivo) y características del hogar Peruano [6] y Chileno [7] respectivamente, buscando incrementar las ganancias por venta de energía, evitando el consumo excesivo cuando la potencia disponible es baja. Por su parte investigadores Hindúes [18] emplean la función de utilidad y un algoritmo genético, condicionando la demanda a mutaciones suscitadas en los hábitos de consumo de los usuarios, obtenido por un proceso de cuatro etapas (inicialización, selección, operaciones genéticas y terminación). El Instituto Hindú de Tecnología Gandhinagar [19] emplea una función de utilidad considerando un mercado de contado, condicionando el consumo eléctrico, por el incremento o decremento en el precio de electricidad por hora. Por tanto, los análisis económicos, buscan reducir el consumo eléctrico con la intención de garantizar la producción de energía. En China [1] un algoritmo aplica el concepto de árbol (TREE) para definir energías primarias (nodos principales y secundarios) y energías secundarias (hojas), estimando la energía total como la acumulación existente entre nodos y hojas a lo largo del árbol. Por otro lado, un método experimental combina la capacidad de decisión del árbol (DT) y predicción aleatoria (RF), analizando 237 muestras de consumo de energía [2], la componente DT divide en subgrupos

para segmentar las muestras y RF predice los resultados, ambas componentes forman parte de un algoritmo de Machine Learning supervisado, para tareas de estimación energética en USA. En Asia investigadores Chinos utilizan redes neurales BP (back propagation - propagación hacia atrás) para estimar el consumo eléctrico, ingresando información inicial y calculando el error entre el valor esperado y el obtenido a la salida, luego de pasar por los enlaces y nodos de intermedios, el error es reenviado hacia el ciclo de aprendizaje modificando el comportamiento sobre los pesos en los enlaces, obteniendo un pronóstico resultado de la inteligencia artificial [8].

La correlación del PIB, población, temperatura y picos de demanda sobre el consumo eléctrico en Zimbabue [4] se analizan aplicando un mecanismo de regresión multivariable, primero identificando correlaciones y luego determinando los coeficientes  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{n-1}$  para las tareas de estimación, estudio similar en Ecuador [5], aplica un modelo adaptativo de regresión multivariante SPLINE (MARS), siendo los SPLINES (funciones lineales a trozo a lo largo de la curva) la técnica de cálculo que pronostica la demanda requerida. Un macro análisis estudia la relación causal entre el consumo y el PIB en EU (Unión Europea) [13], identificando información base (estadísticas) y parámetros socio económicos (economía actual AE) y ambientales (reducción de gases GHG, integración de fuentes de energía renovable RES) que son representados porcentualmente y cuantitativamente, permitiendo evaluar su impacto sobre consumo de energía. En América, empleando mediciones sucesivas del Laboratorio Nacional de Recursos Naturales NSRL [20], se estima la demanda a ser ofertada cada 5, 10, 20 y 45 minutos, aplicando los

métodos de estimación ARMAX que combina AR: autorregresión, MA: media móvil y X: variables exógenas, expresado como:  $X_t = \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \varphi_i \cdot X_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \cdot \varepsilon_{t-i} + \sum_{i=1}^b \eta_i \cdot d_{t-i}$  y modelos NARX que combinan NAR: autorregresión No Lineal y X: variables exógenas apoyándose de técnicas SVR (vector de regresión de apoyo) un algoritmo que ayuda a contener los valores de una muestra alrededor de un hiperplano (curva), ANN (red neuronal artificial) proceso que consiste en ingresar datos a través de enlaces y nodos intermedios que modifican el valor de las entradas a la salida y TREE (árbol) ramificación de opciones como mecanismo de decisión, logrando identificar la influencia del clima sobre los sistemas de calefacción, refrigeración, iluminación, cargas mecánicas (escaleras, ascensores, bombas), concentradores de datos dependientes los sistemas de generación fotovoltaica PV del edificio.

En Ecuador, las empresas distribuidoras disponen de normativas homologadas para estudios de carga [9]. Por su parte la EEQ establece valores referenciales y criterios de cálculo para estimar el consumo sobre usuarios residenciales en edificios [21], mientras tanto los investigadores de la Universidad de Azuay [10], proponen un modelo de consumo residencial basado en perfiles de actividad diaria (cocción, entretenimiento, limpieza, etc.) y su comportamiento estocástico. Donde el encendido de los aparatos eléctricos depende de la distribución de probabilidad de cada actividad en el día, siendo el consumo estimado equivalente a la suma de todos los consumos parciales detectados, representado un valor referencial de energía requerida. Situación similar ocurre en [22], las distribuciones de probabilidad, aplican algoritmos MCMC para determinar perfiles de carga de consumo.

En Australia [12] e Irán [23] aplicando un modelo dinámico DM para pronóstico de consumo, se permite a los mercados SPOT establecer precios e incentivos que promueven el consumo responsable de electricidad para garantizar la disponibilidad de energía ofertante. Los modelos DM en Malasia [24] y China [25] identifican factores económicos que influyen en el consumo eléctrico, el modelo Chino de estimación integra cuatro subsistemas (Población Económica PE, Consumo de Energía, Producción de Energía y Emisiones de Carbono EC), siendo los subsistemas PE y EC quienes regulan el consumo de electricidad, por su casualidad inmediata (alta población igual a menor población económica). Un modelo Argentino DM estima la demanda no satisfecha [26], integrando los subsistemas: impacto climático, productividad empresarial, producto interno bruto, población-transporte y despacho energético, siendo este último aquel condicionante de la oferta energética, dependiente de la cantidad de generación térmica posible en base al precio de los combustibles, otros estudio [27] en el país Argentino propone un modelo DM experimental para evaluar el consumo de electricidad y calefacción, así como su relación con fuentes primarias de energía, de modo que el uso de ambas energías dependerá de la disponibilidad de los recursos para su producción. Los modelos DM [28] y [29] evalúan la necesidad de expansión de un sistema eléctrico en el corto y largo plazo, para lo cual integran los subsistemas(vida útil del sistema, demanda requerida, evaluación técnica, situación actual, variables de decisión, compra y venta de energía), concluyendo en la necesidad de expandir el sistema para conseguir que la oferta de energía disponible no se encuentre por debajo de la energía a consumirse.

### 3. Demanda Eléctrica

Las actividades económicas, productivas y humanas, mayoritariamente requieren utilizar electricidad para su ejecución, sumado al crecimiento de las ciudades y población, condiciona a las empresas eléctricas locales a evaluar constantemente la potencia disponible y potencia a consumirse [26][28][30]. Por lo tanto, al aplicar un balance es posible identificar tres situaciones.

- Si el balance es positivo entonces existe suficiente potencia para suministrar a la carga.
- Si el balance es cero entonces, la potencia apenas es suficiente.
- Si el balance es negativo entonces no existe suficiente potencia para suministrar a la carga.

Evidentemente, un análisis de demanda mantiene un óptimo funcionamiento de la industria eléctrica, permite definir falencias y hacer gestiones necesarias para mantener la operación del servicio.

#### 3.1 Situación actual de la Demanda Eléctrica en Ecuador

En Ecuador, el incremento de la demanda es proporcional a las actividades humanas y al surgimiento de grandes cargas industriales. Según datos del PME (plan maestro de electrificación) la demanda actual del país presenta un crecimiento anual promedio de 6.04 % [31].

#### 3.2 Situación actual de la Demanda Eléctrica según EEQ

Constituida por un 84.5% de usuarios residenciales, 12.6 % usuarios comerciales y 1.5% usuarios industriales, las estadísticas establecen que los usuarios incrementan 4% al año mientras que su consumo eléctrico incrementa 4.93% anualmente en el área de concesión [32].

### 3.3 Identificación de cargas

Los usuarios residenciales se diferencian entre sí, debido a su ubicación geográfica y tipo de vivienda, sumado a factores culturales y económicos, que influyen en el uso y renovación de aparatos eléctricos. Sin embargo, investigaciones realizadas en Quito [14], [33][34] identifican aparatos eléctricos típicos referenciales en una residencia de la ciudad. Por tanto, los electrodomésticos detallados en el modelo se eligen intuitivamente para obtener un modelo un modelo referencial de residencia.

### 3.4 Modelo Referencial

El modelo residencial, será definido por las siguientes características:

Una familia de cuatro integrantes compuesta de papá (trabajador en relación de dependencia), mamá (ama de casa) y dos hijos, el menor (etapa escolar) y el mayor (etapa secundaria).

**Tabla 1.** Descripción general de los habitantes

Miembro	Edad	Estatus
Papá	30-40	Trabajador en relación de dependencia
Mamá	30-40	Ama de casa
Hijo menor	5-12	Estudiante primaria
Hijo mayor	12-18	Estudiante secundaria

**Tabla 2.** Descripción general de la vivienda

Espacio	Descripción
Dormitorio 1	Habitación matrimonial
Dormitorio 2	Habitación compartida
Sala - Comedor	Espacio común
Cocina	Espacio común
Baño	Espacio común

Una vivienda al norte de la ciudad, estrato C [35], localizada en una urbanización, con acceso a servicios básicos (luz, agua, teléfono, internet), compuesta por dos habitaciones D1 y D2, un cuarto de baño, una sala – comedor y una cocina.

Los elementos a detalle de cada área, horas de utilización y probabilidades de uso, etc. Son detallados en el modelo matemático.

#### 4. Estimación del consumo eléctrico bajo el concepto de diagrama causal

Analizar el consumo eléctrico desde un sistema dinámico, identifica, factores internos y externos influencia en el consumo de electricidad [30]. Sin embargo, para modelar un sistema dinámico es necesario identificar el funcionamiento y tipos de variables que se utilizan en diagramas causales.

##### 4.1 Diagramas Causales

Son representaciones que reflejan dependencia entre variables empleando flechas, siendo la variable de llegada dependiente de la variable de salida.

Se identifica una relación positiva (+), cuando ambas variables son proporcionales entre sí y existe relación negativa (-), cuando ocurre proporcionalidad inversa entre ambas [17][36].

Estos diagramas incluyen tres tipos de variables, claramente definidas por su aplicación [17][28][30][36].

Auxiliares: Parámetros que modifican su valor a lo largo del tiempo, pudiendo ser variables técnicas: presión, caudal, etc. variables económicas: costo, tasa de interés, variables sociales: tasa de crecimiento, índices de consumo y variables ambientales: índices de contaminación, calidad de agua, etc. Son definidas según la necesidad del modelo.

Flujo: Su valor depende de los cambios en las auxiliares, su función es regular el comportamiento del sistema.

Nivel: Su función es acumular información proveniente de los flujos y partiendo de un estado inicial.

Matemáticamente se representa como la variación (evolución) de un evento “ $x$ ” a lo largo del tiempo  $t$  [17] y [30]

$$\frac{\Delta x}{\Delta t} \approx \frac{\delta x}{\delta t} \quad (1)$$

$$\int_{t_0}^t dx = \int_{t_0}^t dt + x_0 \quad (2)$$

Donde  $x_0$  representa un estado inicial del evento.

#### 5. Formulación Matemática

Matemáticamente, el cálculo de energía está definida por:

$$\begin{aligned} & \text{Energía} \\ &= \text{Potencia Consumida} \\ & \times \text{Tiempo de Uso} \end{aligned} \quad (3)$$

Para un análisis temporal, la expresión se puede definir por:

$$dE = P(t) \cdot dt \quad (4)$$

$$\int_{t_0}^t dE = \int_{t_0}^t P(t) \cdot dt + E_0 \quad (5)$$

En la expresión,  $E$  corresponde a la energía total consumida a lo largo del tiempo  $t$ ,  $P(t)$  representa al perfil de carga de una residencia en el tiempo  $t$  y  $E_0$  es correspondiente a un consumo referencial (inicial).

Por otro lado, la demanda eléctrica equivalente para una empresa eléctrica será igual a la acumulación de consumos parciales.



$$D = C_{Ind} + C_{Comer} + C_{Res} \quad (6)$$

En la ecuación (12)  $C_{Ind}$  corresponde al consumo de clientes industriales,  $C_{Comer}$  representa el consumo de clientes comerciales,  $C_{Res}$  corresponde a los clientes residenciales.

$$C_{Ind} = cte \quad (7)$$

$$C_{Comer} = cte \quad (8)$$

Las expresiones (7) y (8) constituyen valores determinados por las empresas eléctrica locales. Sin embargo, el objetivo del estudio en proceso consiste en detallar una metodología de pronóstico, basada en el comportamiento horario que tienen los electrodomésticos durante el día [22], por tanto estas expresiones no serán tomadas en cuenta.

$$D = C_{Res} \quad (9)$$

En donde, el consumo eléctrico puede determinarse aplicando el método de los factores M y N [35].

$$C_{Res} = M_n \times N_n \times d_{res} \quad (10)$$

$C_{Res}$ : Modelo dinámico dependiente del tiempo  $t$ .

$M$ : Factor de diseño, dependiente del número de usuarios, cada uno con demanda  $d_{res}$

$N$ : Factor de diseño, dependiente del estrato del usuario en estudio

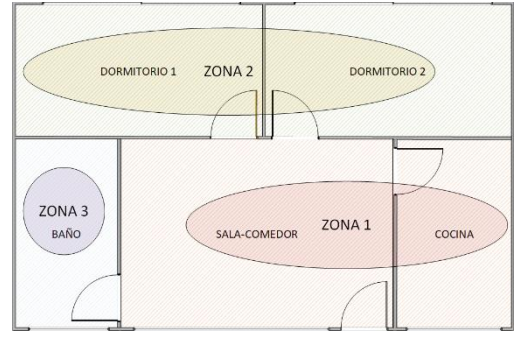
$d_{res}$ : Demanda residencial para un usuario tipo (Demanda Máxima Unitaria).

Aplicando la ecuación (5)

$$d_{res}(t) = \int_{t_0}^t p_{res}(t) \cdot dt + E_0 \quad (11)$$

Para poder modelar la residencia promedio, se aplica un modelo por zonas, esto significa que la vivienda se divide por zonas específicas.

Las zonas identificadas en el modelo corresponden: cuarto de baño, cocina, sala-comedor, dormitorio 1 (habitación de padres) y dormitorio 2 (habitación de hijos)



**Figura 1.** Distribución de vivienda casa por zonas

Las zonas han sido delimitadas por colores, la agrupación de las zonas esta detalla a continuación.

**Tabla 3.** Descripción de cada zona

Zona	Descripción
1	Cocina, Sala- Comedor
2	Dormitorios 1 y 2
3	Baño

La demanda residencial se obtiene a partir de los consumos parciales de cada zona de la vivienda.

$$p_{res}(t_h) = p_{zona_1}(t_h) + p_{zona_2}(t_h) + p_{zona_3}(t_h) \quad (12)$$

$t_h$  corresponde al conjunto de 24 horas por día.

$$t_h = \{t | t \in N; 0 < t < 24\} \quad (13)$$

La Tabla 2 define valores de potencia referenciales para electrodomésticos comunes de una vivienda localizada en el sector norte.

**Tabla 4.** Potencias nominales por cada electrodoméstico. Fuente [34]

Carga	P [Watts]
Luminarias 20 Watts x 6	120
TV	400
Decodificador	25
Microondas	800
Refrigerador	250-350
Ducha eléctrica	3000-6000
Licuada	375
Batidora	250
Equipo de Sonido	650
Radio Estéreo	150
Sandwichera	800
Batidora	250
Arrocera	500
Plancha	400
PC	500
Laptop	50-80
Módem	25
Base Teléfono	10
Cargador de Celular	10

### 5.1 Zona 1

La zona comprende tanto cocina, sala y comedor.

$$p_{zona_1}(t_h) = p_{sala-comedor}(t_h) + p_{cocina}(t_h) \quad (14)$$

$$p_{sala-comedor}(t_h) = \sum_i P_i \times Y_i(t_h) \times TU_i(t_h) \quad (15)$$

Siendo

$$i = \{TV, Equipo de Sonido, \dots, Decodificador, Wifi, PC, Luces, \dots, PC, Teléfono\}$$

$P_i$  : Potencia de cada carga en la sala-comedor.

$Y_i(t_h)$ : Variable binaria (encendido/apagado) por cada carga en la sala-comedor.

$TU_i(t_h)$ : Tiempo de uso por cada carga en la sala-comedor.

El comportamiento de la variable binaria obedece las condiciones.

$$Y_i = \begin{cases} 1, P(E_i(t_h)) > Cond_{i_h} \\ 0, P(E_i(t_h)) < Cond_{i_h} \end{cases} \quad (16)$$

Siendo

$P(E_i(t_h))$  : Función de distribución normal de encender cada  $i$  electrodoméstico, en la sala – comedor, aplicando una distribución normal.

$t_h$  : Escala temporal horaria [0-24]

$Cond_{i_h}$ : Valores umbrales de probabilidad (sensibilidad de detección).

$$Cond_{i_h} = \begin{cases} U_{i_1}, 5 \leq t_h \leq 9 \\ U_{i_2}, 11 \leq t_h \leq 14 \\ U_{i_3}, 18 \leq t_h \leq 22 \end{cases}$$

$U_{i_1}, U_{i_2}$  y  $U_{i_3}$ : Probabilidades referenciales de encendido por cada  $i$  electrodoméstico, para el área sala-comedor [36].

La cocina es una parte de la vivienda con alto consumo eléctrico, por la presencia de cargas no desplazables como la refrigeradora.

$$d_{cocina}(t_j) = \sum_j P_j \times Y_j(t_h) \times TU_j(t_h) \quad (17)$$

Siendo

$$j = \{Microondas, Sanduchera, \dots, \\ Licuadora, Batidora, Luces, \dots, \\ Arrocera\}$$

$P_j$  : Potencia de cada carga en la cocina.

$Y_j(t_h)$ : Variable de binaria (encendido/apagado) por cada carga en la cocina.

$TU_j(t_h)$ : Tiempo de uso por cada carga en la cocina

$$Y_j = \begin{cases} 1, P(E_j(t_{h,d})) > Cond_{j_h} \\ 0, P(E_j(t_{h,d})) < Cond_{j_h} \end{cases} \quad (18)$$

Siendo

$P(E_j(t_h))$  : Función de distribución normal de probabilidad de encender cada  $j$  electrodoméstico de la cocina.

$t_h$  : Escala temporal horaria [0-24]

$Cond_{j_h}$ : Valores umbrales de probabilidad (sensibilidad de detección).

$$Cond_{j_h} = \begin{cases} U_{j_1}, & 5 \leq t_h \leq 9 \\ U_{j_2}, & 11 \leq t_h \leq 14 \\ U_{j_3}, & 18 \leq t_h \leq 22 \end{cases}$$

$U_{j_1}, U_{j_2}$  y  $U_{j_3}$ : Probabilidades referenciales de encendido por cada  $j$  electrodoméstico, para el área sala-comedor [36].

## 5.2 Zona 2

Representa una zona de descanso y confort para el matrimonio y familia de la residencia.

$$p_{zona_2}(t_h) \quad (19)$$

$$= p_{dormitorio\ 1}(t_h) \\ + p_{dormitorio\ 2}(t_h)$$

$$(20)$$

$$p_{dormitorio\ 1}(t_h) \\ = \sum_k P_k \\ \times Y_k(t_h) \\ \times TU_k(t_h)$$

Siendo

$$k = \{TV, DVD, Plancha, \dots, \\ Cargadores, Luces\}$$

$P_k$  : Potencia de cada carga en la habitación 1.

$Y_k(t_h)$ : Variable de binaria (encendido/apagado) por cada carga en la habitación 1.

$TU_k(t_h)$ : Tiempo de uso por cada carga en la habitación 1.

$$Y_k = \begin{cases} 1, P(E_k(t_{h,d})) > Cond_{k_h} \\ 0, P(E_k(t_{h,d})) < Cond_{k_h} \end{cases} \quad (21)$$

Siendo

$P(E_k(t_h))$  : Función de distribución normal de encender cada  $k$  electrodoméstico del dormitorio 1.

$t_h$  : Escala temporal horaria [0-24]

$Cond_{k_h}$ : Valores umbrales de probabilidad (sensibilidad de detección).

$$Cond_{j_h} = \begin{cases} U_{k_1}, & 5 \leq t_h \leq 9 \\ U_{k_2}, & 11 \leq t_h \leq 14 \\ U_{k_3}, & 18 \leq t_h \leq 22 \end{cases}$$

$U_{k_1}, U_{k_2}$  y  $U_{k_3}$ : Probabilidades referenciales de encendido por cada  $k$  electrodoméstico, para el área sala-comedor [36].

$$p_{habitacion\ 2}(t_h) \\ = \sum_l P_l \\ \times Y_l(t_h) \\ \times TU_l(t_h) \quad (22)$$

Siendo

$$l = \{TV, Laptop, Cargador, Luces\}$$

$P_l$  : Potencia de cada carga en la habitación 2.

$Y_l(t_h)$ : Variable de binaria (encendido/apagado) por cada carga en la habitación 2.

$TU_l(t_h)$ : Tiempo de uso por cada carga en la habitación 2

$$Y_l = \begin{cases} 1, P(E_l(t_h)) > Cond_{l_h} \\ 0, P(E_l(t_h)) < Cond_{l_h} \end{cases} \quad (23)$$

Siendo

$P(E_l(t_h))$  : Función de probabilidad con distribución normal de encender cada  $l$  electrodoméstico del dormitorio 2.

$t_h$  : Escala temporal horaria [0-24]

$Cond_{l_h}$ : Valores umbrales de probabilidad (sensibilidad de detección).

$$Cond_{j_h} = \begin{cases} U_{l_1}, & 5 \leq t_h \leq 9 \\ U_{l_2}, & 11 \leq t_h \leq 14 \\ U_{l_3}, & 18 \leq t_h \leq 22 \end{cases}$$

$U_{l_1}, U_{l_2}$  y  $U_{l_3}$ : Probabilidades referenciales de encendido por cada  $l$  electrodoméstico, para el área sala-comedor [36].

### 5.3 Zona 3

Es una zona con alta concentración de actividades durante el día, siendo las mañanas y ocasionalmente la noche horas de mayor consumo por la utilización de la ducha eléctrica.

$$p_{baño}(t_h) = \sum_l P_m \times Y_m(t_h) \times TU_m(t_h) \quad (24)$$

Siendo

$$m = \{Ducha, Luces\}$$

$P_m$  : Potencia de cada carga en el cuarto de baño.

$Y_m(t_h)$ : Variable de binaria (encendido/apagado) por cada carga en el cuarto de baño.

$TU_m(t_h)$ : Tiempo de uso por cada carga en el cuarto de baño.

$$Y_m = \begin{cases} 1, P(E_m(t_h)) > Cond_{m_h} \\ 0, P(E_m(t_h)) < Cond_{m_h} \end{cases} \quad (25)$$

Siendo

$P(E_m(t_h))$  : La probabilidad de encender cada  $m$  electrodoméstico en el cuarto de baño.

$t_h$  : Escala temporal horaria [0-24]

$Cond_{m_h}$ : Valores umbrales de probabilidad (sensibilidad de detección).

$$Cond_{j_h} = \begin{cases} U_{m_1}, & 5 \leq t_h \leq 9 \\ U_{m_2}, & 11 \leq t_h \leq 14 \\ U_{m_3}, & 18 \leq t_h \leq 22 \end{cases}$$

$U_{m_1}, U_{m_2}$  y  $U_{m_3}$ : Probabilidades referenciales de encendido por cada  $l$  electrodoméstico, para el área sala-comedor [36].

## 6. Algoritmo en pseudocódigo

En el algoritmo  $q$ , representa cada electrodoméstico de la vivienda en estudio

---

**Inicio**

---

**Hallar**  $pdf_q$

**Definir**  $E_0, U_{1q}, U_{2q}, U_{3q}$

**Inicializar**  $d_{res}, bin_q, PC_q(t)$

$t_f \rightarrow t_{simulado}$

**Mientras**  $t < t_f$

**Mientras**  $t < 24$

$prob_q \rightarrow rand\ normal(\mu_q, \sigma_q)$

**Si**  $t_5 < t < t_9$

**Si**  $prob_q > U_{1q}$

$bin_q \rightarrow 1$

**No**

$bin_q \rightarrow 0$

**Fin Si**

**Fin Si**

**Si**  $t_{11} < t < t_{14}$

**Si**  $prob_q > U_{2q}$

$bin_q \rightarrow 1$

**No**

$bin_q \rightarrow 0$

**Fin Si**

**Fin Si**

**Si**  $t_{18} < t < t_{22}$

**Si**  $prob_q > U_{3q}$

$bin_q \rightarrow 1$

**No**

$bin_q \rightarrow 0$

**Fin Si**

**Fin Si**

**Esperar**

$PC_i(t) \rightarrow PC_i(t) + p_i(t)$

**Repetir**

**Repetir**

$E \rightarrow |PC_i(t_f) - PC_i(t_0)| \cdot \Delta t + E_0$

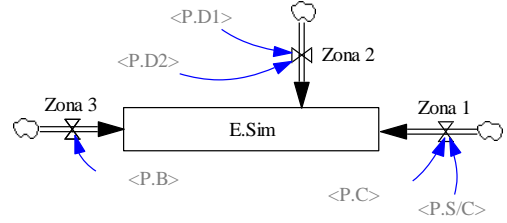
$d_{res} \rightarrow E$

**Fin**

---

## 7. Implementación del modelo

Los diagramas causales jerarquizan y relacionan variables según convenga. VENSIM utiliza los diagramas causales de cada variable auxiliar en conjunto con diagramas Forrester (válvulas de flujo), para ejecutar cálculos sobre variables de nivel.



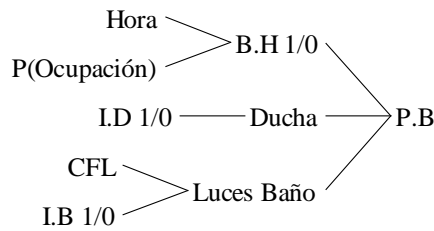
**Figura 2.** Diagrama Forrester de consumo eléctrico

Para sintetizar el análisis y facilitar la interpretación de variables se especifica el significado de la notación utilizada.

**Tabla 5.** Descripción de variables

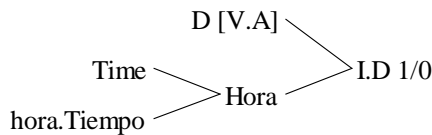
Variable	Descripción
E. Sim	Demanda Total
D.B	Demanda baño
D.C	Demanda cocina
D.S/C	Demanda sala-comedor
D.D1	Demanda D1
D.D2	Demanda D2
P. B	Perfil baño
P.C	Perfil cocina
P.S/C	Perfil sala-comedor
P. D1	Perfil D1
P. D2	Perfil D2
I.D 1/0	ON/OFF Ducha
I.TV 1/0	ON/OFF TV
I.PC 1/0	ON/OFF PC
D [VA]	Aleatorio Ducha
TV [VA]	Aleatorio Microondas
PC [VA]	Aleatorio TV
B.C 1/0	SI/NO Cocción
B.H 1/0	SI/NO Ocupación
P(Cocción)	Aleatorio Cocción
P(Ocupación)	Aleatorio Ocupación

En la Figura 3, las variables binarias I.D.1/0 y I.B.1/0 simulan encender y apagar ducha eléctrica y luminarias respectivamente.



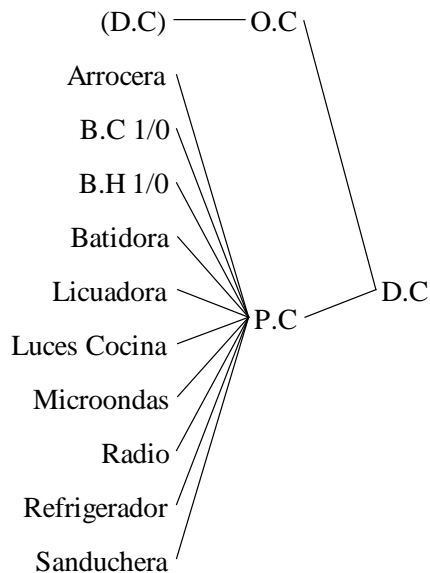
**Figura 3.** Modelo causal para el cuarto de baño

La variable B.H 1/0, simula la presencia de habitantes al interior de la vivienda, está definida por horas y por una variable aleatoria P(Ocupación), misma que genera números aleatorios que siguen una distribución normal.



**Figura 4.** Encendido y apagado de una ducha

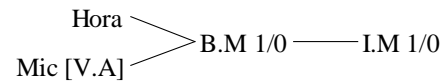
Una variable binaria ON/OFF es definida mediante una variable aleatoria que obedece a una distribución normal e intervalos de tiempo, mismos que reflejan preferencias de uso horario.



**Figura 5.** Consumo eléctrico en el cuarto de cocina

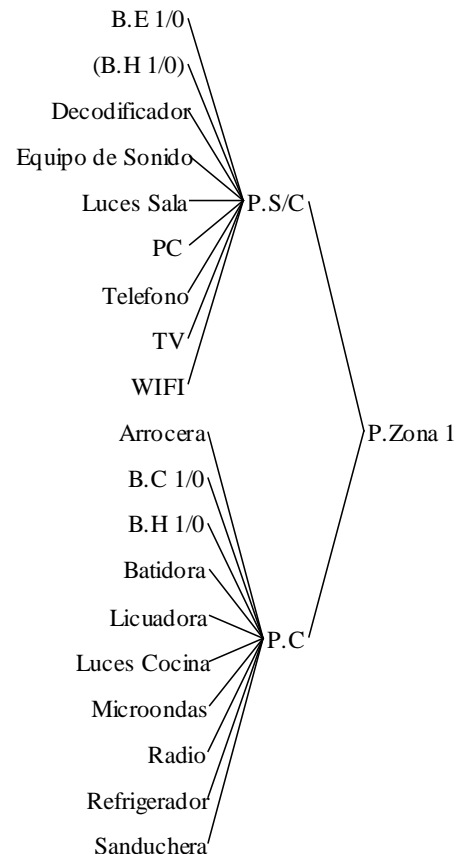
Las variables de consumo eléctrico (variables de nivel) son dependientes de condiciones iniciales, en la figura

superior D.C y P.C son las variables que regulan (variables de flujo) la cantidad de consumo eléctrico, particularmente asociado a las actividades de cocción.



**Figura 6.** Encendido y apagado de un microondas

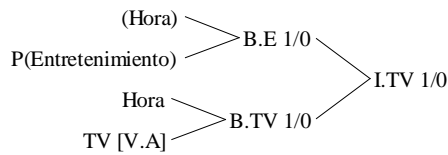
En la Figura 6, B.M.1/0 es una variable binaria de transición, que permite incluir una o más condiciones especiales para el accionamiento de la variable I.M 1/0.



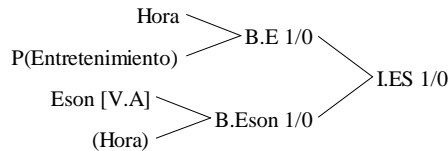
**Figura 7.** Modelo causal para zona 1

Habiendo segmentado la residencia por zonas, el esquema anterior refleja sus respectivos perfiles de carga (P.S/C y P.C) así como sus componentes asociados. En la figura, B.E 1/0 tiene una funcionalidad similar a B.H 1/0, su intención es simular el deseo de los

habitantes en utilizar electrodomésticos para actividades de entretenimiento.

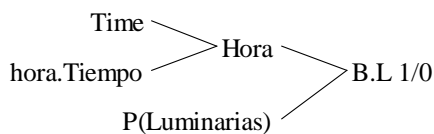


**Figura 8.** Encendido y apagado de TV



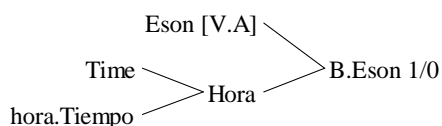
**Figura 9.** Encendido y apagado de un ES

Por tanto, I.TV.1/0 como I.ES 1/0, son dependientes de esta condición, que a su vez está condicionada por intervalos de tiempo y de la aleatoriedad obtenida según los parámetros de su respectiva distribución normal.

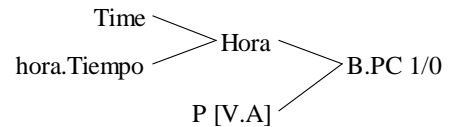


**Figura 10. Modelo causal de iluminación**

De manera concreta, las variables binarias B.H 1/0 B.C 1/0 y B.E 1/0 y B.L 1/0 simulan condiciones especiales de operación, asociadas con actividades rutinarias (ocupación, cocción, entretenimiento y luminarias). Los esquemas causales presentados, incluyen al menos una variable de este tipo, que tiene la intencionalidad de conseguir mejores resultados.



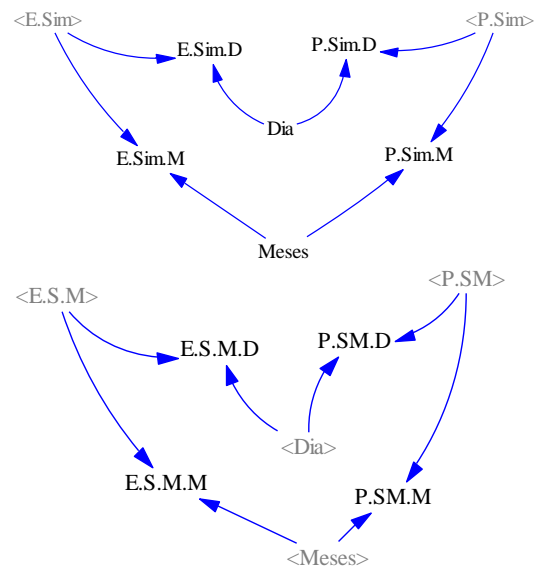
**Figura 11.** Variable binaria de un Equipo de Sonido



**Figura 12.** Variable binaria binario de un PC

Las Figuras 11 y 12, definen los parámetros incluidos sobre las variables binarias de transición. Evidentemente cada variable es dependiente de una variable aleatoria, propia de la naturaleza estocástica de cada electrodoméstico.

La visualización de resultados, en diferentes escalas temporales se consigue, aplicando un diagrama causal sobre la variable principal. De este modo programando condiciones especiales, los resultados pueden analizarse a conveniencia.



**Figura 13.** Segmentación temporal de mediciones y resultados

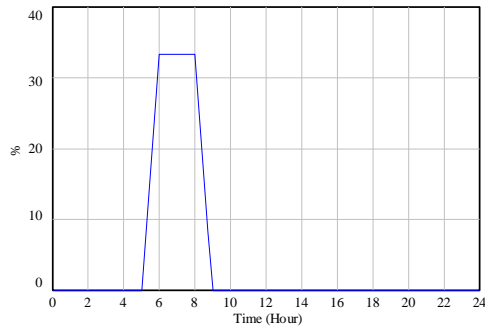
## 7.1 Distribuciones de probabilidad por electrodoméstico

Las distribuciones de probabilidad representan el comportamiento de un electrodoméstico durante el día. La aleatoriedad en el encendido/apagado dependerá de los parámetros  $(\mu, \sigma)$  característicos de una distribución normal.

### 7.1.1 Ducha eléctrica

**Tabla 6.** Comportamiento diario - ducha eléctrica (recopilación propia)

Hrs	4	8	12	16	20	24
P(D)	0.33	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00



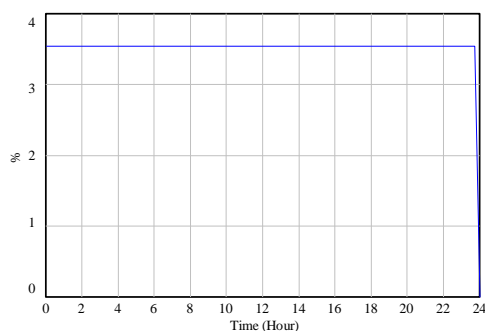
**Figura 14.** Función de Distribución - Ducha

Constituye un elemento de alto consumo, con alta concentración de actividades durante las primeras horas del día (5 am -8 am).

### 7.1.2 Refrigeradora

**Tabla 7.** Comportamiento diario - refrigeradora (recopilación propia)

Hrs	4	8	12	16	20	24
P(R)	0.04	0.04	0.00	0.04	0.04	0.04



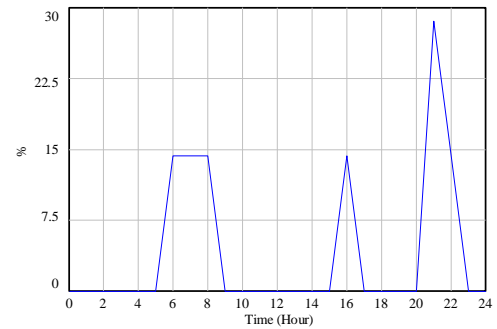
**Figura 15.** Curva de Distribución - Refrigeradora

Es un elemento con alta actividad debido a su aplicación, se identifica como una carga continua no desplazable. Aunque su funcionamiento aleatorio depende la cantidad de aire caliente en su interior.

### 7.1.3 Microondas

**Tabla 8.** Comportamiento diario - microondas (recopilación propia)

Hrs	4	8	12	16	20	24
P(M)	0.00	0.14	0.00	0.14	0.00	0.00



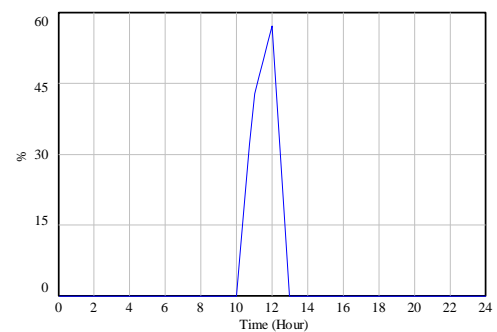
**Figura 16.** Curva de Distribución - Microondas

Es un aparato con tiempos cortos de utilización, según la distribución obtenida, posee tres horarios de uso mañana (5 -9am), tarde (15 a 17 pm) y noche (20 a 23 pm).

### 7.1.4 Equipo de Sonido

**Tabla 9.** Comportamiento diario - equipo de sonido (recopilación propia)

Hrs	4	8	12	16	20	24
P(ES)	0.00	0.00	0.43	0.00	0.00	0.00



**Figura 17.** Curva de Distribución – Equipo de Sonido

Instalado comúnmente en salas, su distribución establece un intervalo de

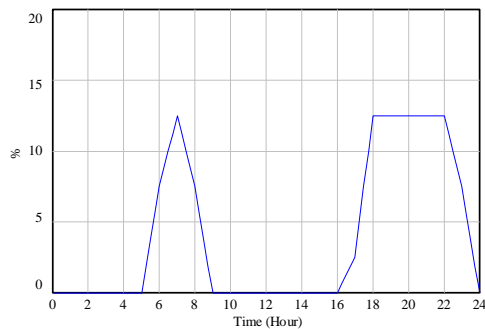


operación que oscila entre 10 am y 13 pm.

### 7.1.5 Televisor

**Tabla 10.** Comportamiento diario - TV  
(recopilación propia)

Hrs	4	8	12	16	20	24
P(TV)	0.00	0.08	0.00	0.00	0.13	0.00



**Figura 18.** Curva de Distribución - TV

La TV es el dispositivo de mayor uso, su curva de distribución define dos intervalos de tiempo sobre los cuales su uso es frecuente (5-10 am) y (16 a 23 pm).

## 7.2 Distribuciones de probabilidad por actividades

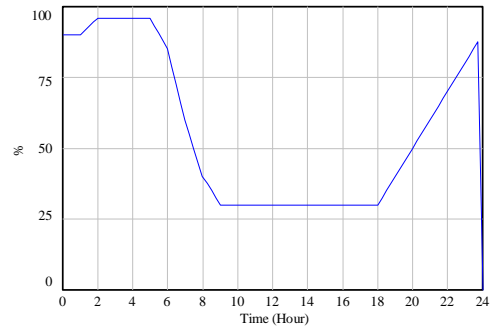
Según la información suministrada en [36], el comportamiento humano puede ser modelado partiendo de actividades típicas al interior de una vivienda.

### 7.2.1 Ocupación

Simula, la baja o alta probabilidad de existir o no presencia al interior de una vivienda.

**Tabla 11.** Probabilidad de ocupación

Hrs	4	8	12	16	20	24
P(h)	0.96	0.40	0.30	0.30	0.50	0.90



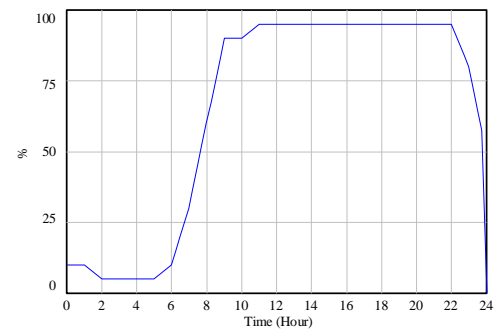
**Figura 19.** Curva de Distribución para Ocupación

### 7.2.2 Iluminación

Refleja aquellas horas donde existe la probabilidad de encender una o más luminarias durante el día, omitiendo únicamente las horas de descanso.

**Tabla 12.** Probabilidad de luminarias

Hrs	4	8	12	16	20	24
P(h)	0.05	0.60	0.95	0.95	0.95	0.50



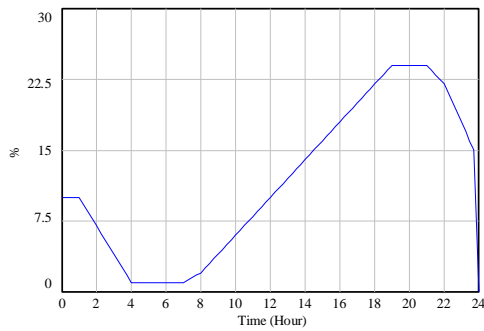
**Figura 20.** Curva de Distribución para iluminación

### 7.2.3 Entretenimiento

Muestra el interés, que tienen los usuarios en utilizar equipos de recreación (TV, Equipo de Sonido o Laptop). En la Figura, el interés crece proporcionalmente durante todo el día hasta llegar a las horas de mayor consumo, decayendo en horas de descanso.

**Tabla 13.** Probabilidad de entretenimiento

Hrs	4	8	12	16	20	24
P(h)	0.01	0.02	0.10	0.18	0.24	0.14



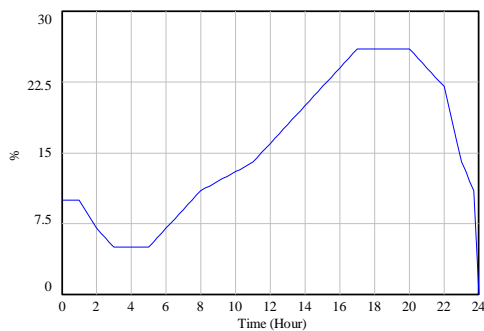
**Figura 21.** Curva de Distribución para Entretenimiento

#### 7.2.4 Cocción

Representa el comportamiento que tienen los habitantes en ejecutar actividades culinarias.

**Tabla 14.** Probabilidad de cocción

Hrs	4	8	12	16	20	24
P(h)	0.05	0.11	0.16	0.24	0.26	0.10



**Figura 22.** Curva de Distribución para Cocción

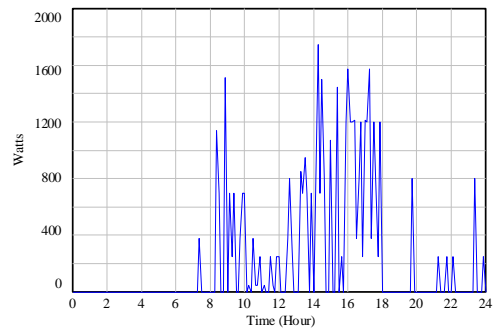
Existe un crecimiento evidente de actividades en horario de 6 am a 20 pm y un decremento durante las horas de descanso.

## 8. Discusión y Resultados

Habiendo aplicado un modelo por zonas, resulta de especial interés estudiar el consumo eléctrico por cada zona de la vivienda.

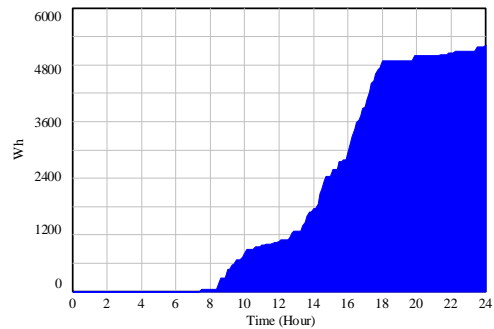
### 8.1 Zona 1

El comportamiento eléctrico sobre la zona constituida por cocina y sala – comedor presenta:



**Figura 23.** Curva de carga zona 1

Consumos entre 400 y 1500 watts durante la mañana. Entre 200 y 1800 watts durante la tarde y noche. Los picos pueden definirse como el uso el simultaneo de equipos de entretenimiento durante el día.

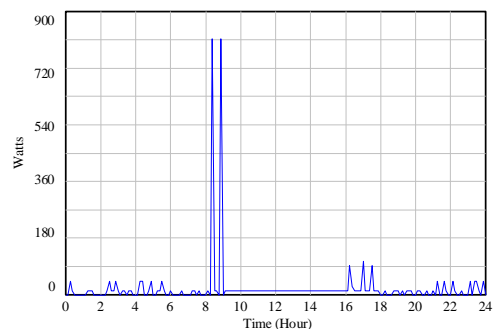


**Figura 24.** Consumo zona 1

El consumo, definido como una variable de nivel, presentando un consumo acumulado de 4850 Wh por día en esta zona

### 8.2 Zona 2

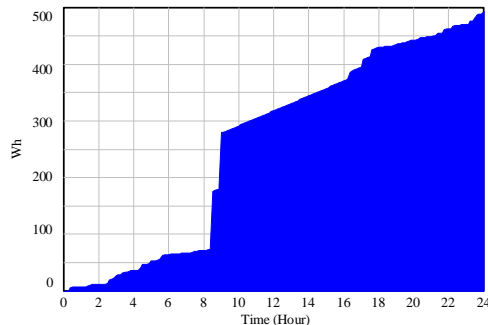
Abarca las zonas de descanso y confort (dormitorio 1 y dormitorio 2).



**Figura 25.** Curva de carga diaria - Cocina

La Figura 24, refleja consumos entre 90 y 760 watts, ligado al uso simultaneo de equipos de entretenimiento y

luminarias, durante mañana y noche. Los consumos por debajo de este valor reflejan la conexión y desconexión de luminarias y cargadores de celular.

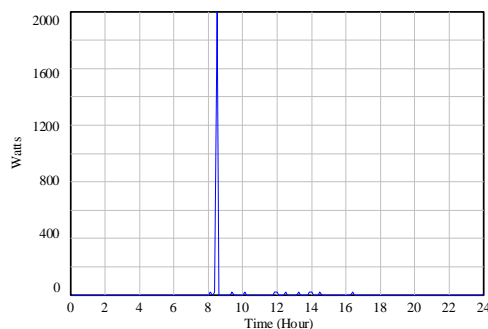


**Figura 26.** Consumo zona 2

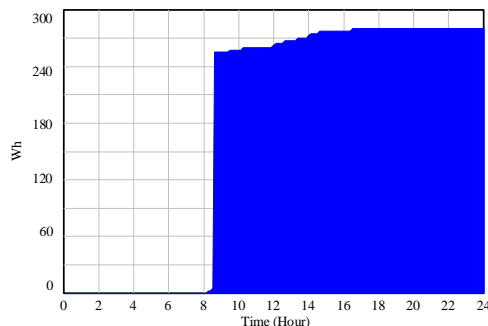
De esta zona se obtiene un consumo acumulado de 500 Wh durante el día.

### 8.3 Zona 3

La zona incluye exclusivamente el área de baño, su comportamiento es dependiente de las actividades de aseo e iluminación.



**Figura 27.** Curva de carga Sala/Comedor



**Figura 28.** Consumo zona 3

La Figura 27, despliega un máximo de 2000 watts, propio de una ducha eléctrica durante las primeras horas del día. Los consumos inferiores corresponden al uso espontaneo de luminarias de 20 watts.

El consumo acumulado en esta zona es de 240 Wh, durante el día. Los resultados obtenidos son detallados a continuación.

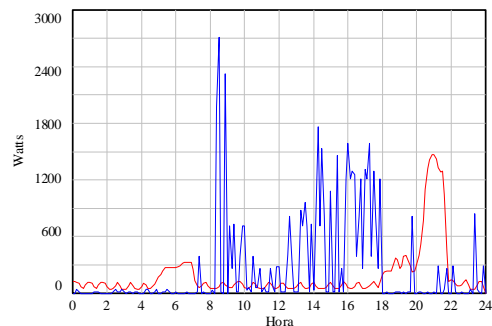
**Tabla 15.** Consumos por zonas de la vivienda

C.Zona 1	C.Zona 2	C.Zona 3	C.T Wh
4850	500	240	5590

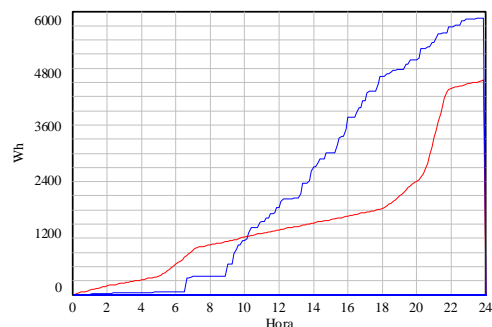
Evidentemente, existe un alto consumo sobre la zona 1, entendiendo a esta zona como punto de mayor actividad y concentración de electrodomésticos.

### 8.4 Consumo por día

Existen pronunciadas diferencias entre la simulación obtenida y los obtenidos a partir de un medidor inteligente. En las siguientes graficas la línea roja indica mediciones reales en base a un medidor inteligente y las gráficas en línea azul corresponden al modelo planteado.



**Figura 29.** Perfil de carga diario simulado y medido



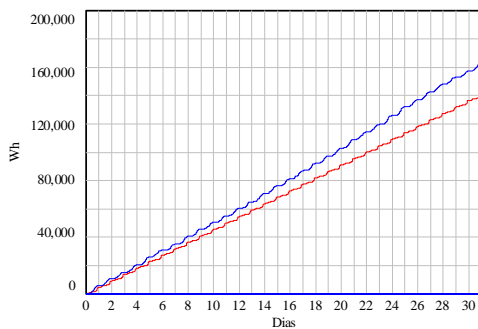
**Figura 30.** Consumo eléctrico diario simulado y medido

Sin embargo, la metodología aplicada es experimental, pudiendo o no coincidir con los resultados esperados.

La curva azul (simulación), presenta un consumo acumulado, próximo a 5850 Wh, mientras que el real refleja un consumo diario de 4770 Wh.

### 8.5 Consumo mensual

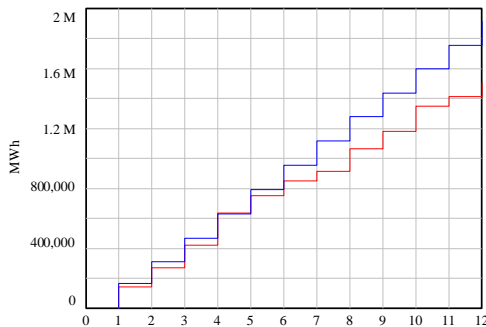
Desde una escala temporal mensual, el consumo acumulado mensual simulado es de 164 kWh, superando significativamente al consumo eléctrico real de 140 kWh.



**Figura 31.** Consumo eléctrico mensual simulado y medido

### 8.6 Consumo anual

Aplicando una escala temporal anual, el desfase entre ambos resultados es aún más evidente.



**Figura 32.** Consumo anual acumulado

El consumo eléctrico acumulado simulado es cercano a 1.9 MWh, mientras que el consumo acumulado real es próximo a 1.5 MWh.

**Tabla 16.** Tabulación de resultados

Mes	VENSIM		Smart Meter	
	Inicio	Fin	Inicio	Fin
1	0	164	0	140
2	164	312	140	264
3	312	469.333	264	422.666
4	469.333	630	422.666	636
5	630	795	636	750
6	795	950	750	848
7	950	1140	848	920
8	1140	1280	920	1070
9	1280	1440	1070	1180
10	1440	1600	1180	1350
11	1600	1750	1350	1420
12	1750	1910	1420	1500

Empleando la metodología utilizada por los inspectores de la EEQ, el consumo de cada mes se obtiene de la diferencia entre un consumo final e inicial.

Suponiendo, como válidos los resultados preliminares, aplicando una muestra de 10 clientes con similares características, (estrato C, mismo conjunto habitacional), aplicando la ecuación (10) los factores  $N_{estrato C} = 0.784$  y  $M_{10} = 16.10$  [35] se obtiene.

**Tabla 17.** Escalamiento de resultados para  $n = 10$

kWh	n=1	n=10
<b>D</b>	5.850	73.8410
<b>M</b>	164	2070.07
<b>A</b>	1900	23982.56

Sin embargo, entendiendo la naturaleza creciente del consumo eléctrico a través del tiempo, la estimación anual obtenida está 1.66832 MWh por debajo establecida por la EEQ, detallada en Tabla 19.

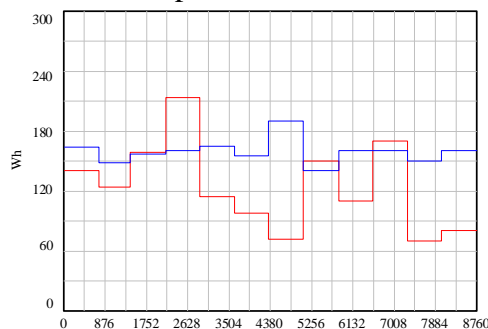
## 9. Conclusiones

Aplicando un cálculo de errores entre las estimaciones obtenidas por el modelo experimental simulado y mediciones reales se obtiene.

**Tabla 18.** Simulación vs Smart Meter

	VENSI M	Smart Meter	Diferencia
<b>D</b>	5850	4770	1080
<b>M</b>	164 k	140 k	24 k
<b>A</b>	1.9 M	1.5 M	0.4 M

El margen de error a obtener tranquilamente, supera al 10% esperado en cada caso, algo justificable dado su naturaleza experimental.

**Figura 33.** Consumo anual

Al representar y comparar los resultados obtenidos por simulación con los medidos, es posible apreciar incrementos y decrementos de consumo durante el año. Según, información suministrada por los habitantes de la residencia (medidor inteligente) los últimos meses no existió presencia alguna al interior, lo cual justifica el bajo consumo eléctrico en este periodo de tiempo.

Estudios realizados por la EEQ, establecen un consumo residencial referencial de 297.36 kWh/Mes, lo que hace suponer un consumo anual de 3568.32 kWh/Anual. [32]

Al comparar la estimación simulada, respecto a información base de la EEQ, se concluye lo siguiente:

**Tabla 19.** Simulación vs EEQ

	VENSIM	EEQ	Diferencia
<b>D</b>	5.850	9.912	4.312
<b>M</b>	164 k	297.36 k	133.36 k
<b>A</b>	1.9 M	3.56832 M	1.66832 M

Las estimaciones obtenidas están por debajo de los valores referenciales de la EEQ. Evidentemente, los resultados obtenidos, difieren en aproximación respecto a valores reales medidos (consumo real de una vivienda) y referenciales (referencias EEQ). Sin embargo, el resultado no es satisfactorio, posiblemente a su naturaleza experimental, sumado las limitantes que tiene la versión académica de VENSIM en cuanto a cálculos.

El diagrama causal obtenido para tareas de pronóstico utiliza variables de nivel para obtener el consumo eléctrico durante un intervalo de simulación emulando un contador de energía, si bien aplica el concepto de área bajo la curva para obtener un cálculo estimando de energía requerida (demanda). El comportamiento real se consigue aplicando la diferencia entre el consumo final e inicial, tal cual se presenta en las planillas de electricidad.

Los perfiles de carga generados a partir del modelo permiten identificar el comportamiento existente en una vivienda por la acción e interacción aleatoria entre los usuarios y dispositivos eléctricos.

Aplicando el método de factores M y N, es posible estimar la demanda eléctrica de una población con similares características (conjuntos habitacionales, urbanizaciones, etc.), partiendo de un consumo representativo, recordando que este valor es análogo a la demanda máxima unitaria.

Pese a los resultados poco favorables, el modelo experimental base, requiere ser ajustado y redefinir a conveniencia (de ser necesario), las variables binarias y aleatorias aplicadas, así como el manejo de información base que mejoren su funcionamiento.

## 10. Recomendaciones

La aplicación de diagramas causales sobre un estudio de consumo eléctrico requiere especial atención al detalle.

Aunque el modelo aplicado, se limita a considerar variables aleatorias y binarias condicionadas por intervalos de tiempo, no descarta la posibilidad de incluir variables econométricas (sueldos, producto interno bruto, tasas de crecimiento, etc.) y variables cognitivas (hábitos de consumo, conciencia social, etc.), las cuales condicionan positiva o negativamente el comportamiento de las variables binarias.

El modelo dinámico presentado, corresponde a un modelo base, que estima el consumo eléctrico emulando el comportamiento aleatorio de una vivienda. Potenciales mejoras en su funcionamiento requieren incluir criterios de eficiencia energética, vida útil de los equipos así como factores de simultaneidad, permitiendo evaluar el comportamiento temporal de la demanda varios años en el tiempo. Entendiendo que los electrodomésticos actuales están evolucionando hacia sistemas inteligentes de bajo consumo. Adicionalmente, existe la posibilidad de incluir o descartar aquellos artefactos eléctricos, cuyas preferencias de uso están siendo transferidas hacia dispositivos con mayor nivel de integración (TV Inteligentes, Teléfonos Inteligentes, Equipos Multimedia de streaming, etc.)

## 11. Referencias

- [1] R. Xiwei and S. Anling, "A Study of Energy Statistics Based on Energy-Tree," pp. 125–128, 2012.
- [2] S. Nallathambi, "Prediction of Electricity Consumption Based on DT and RF : An Application on USA Country Power Consumption," vol. 2, no. 1, 2017.
- [3] P. A. Kamal, "Factors influencing the Energy Consumption Behavior Pattern among the Indian Higher Education Institution Students," 2017 *Int. Conf. Technol. Adv. Power Energy ( TAP Energy)*, pp. 1–6, 2017.
- [4] V. Mtembo, G. A. Taylor, and A. Ekwue, "A Novel Econometric Model for Peak k Demand Forecasting," 2011.
- [5] M. E. O. Alvarado, "Pronóstico de la demanda eléctrica residencial basado en el modelo de regresión adaptativa multivariante spline (mars)," Universidad Politécnica Salesiana, 2015.
- [6] L. A. B. Medina, "ESTIMACION DE LA DEMANDA RESIDENCIAL DE ELECTRICIDAD EN EL PERÚ," Universidad de Chile, 2010.
- [7] C. A. Agostini, "La demanda residencial de energía eléctrica en chile," no. January, 2014.
- [8] L. Wei and S. Yumin, "Prediction of Energy Production and Energy Consumption based on BP Neural Networks," pp. 0–3, 2008.
- [9] T. Urgilés and D. Gabriel, "Análisis Técnico del comportamiento del consumo y la demanda eléctrica en viviendas típicas de la ciudad de Cuenca, debido a la incorporación de la cocina de inducción y sistemas eléctricos para ACS," 2015.
- [10] A. Cabrera, H. X. Cueva, R. E. Sempértegui, and J. L. Espinoza, "Modelación dinámica de la demanda y oferta de una micro-red eléctrica," no. May, 2015.
- [11] R. Bointner and E. Drives, "Energy Efficient Design in Shopping Centres – a Pathway towards lower Energy Consumption," pp. 5–9, 2016.
- [12] R. Rasjidin, A. Kumar, F. Alam, and S. Abosuliman, "A system

- dynamics conceptual model on retail electricity supply and,” vol. 49, pp. 330–337, 2012.
- [13] E. Cracow and P. Email, “Energy consumption and economic growth in the light of meeting the targets of energy policy in the EU,” pp. 1–5, 2014.
- [14] C. A. V. Sarango, “Gestión y optimización del consumo de energía eléctrica residencial usando series de tiempo,” Universidad Politécnica Salesiana, 2015.
- [15] A. M. A. Ramírez, “Métodos utilizados para el pronóstico de demanda de energía eléctrica en sistemas de distribución,” Universidad Tecnológica de Pereira, 2013.
- [16] V. M. Rueda, J. David, V. Henao, C. Jaime, and F. Cardona, “AVANCES RECIENTES EN LA PREDICCIÓN DE LA DEMANDA DE ELECTRICIDAD USANDO MODELOS NO LINEALES,” pp. 36–43, 2011.
- [17] M. E. Markets, “Modelado de Mercados de Electricidad Johan Manuel Redondo Orteg ’,” 2012.
- [18] E. Engineering, “Residential Demand Response using Genetic Algorithm,” no. 1, pp. 1–4, 2017.
- [19] P. B. S. Kiran, S. Member, N. M. Pindoriya, and S. Member, “Study of Consumer Benefit Functions for Demand Response Algorithm.”
- [20] Y. Zhang, R. Yang, and N. Renewable, “Consumption Behavior Analytics-Aided Energy Forecasting and Dispatch,” pp. 59–63, 2017.
- [21] D. P. C. Suntaxi, “Metodología para estimar la demanda eléctrica en edificios con usuarios residenciales, de oficinas y comercios,” Escuela Politécnica Nacional, 2015.
- [22] J. M. Alarcon Villegas and E. M. García Torres, “Análisis de flujo de carga en el sistema de distribución eléctrico basado en cadenas de markov,” p. 21, 2017.
- [23] Z. Esmaeeli, H. S. G, and A. Sedighi, “Investigation of pricing impact on the electrical energy consumption behavior of the household sector by a system dynamics approach,” 2006.
- [24] S. A. Akhwanzada and M. Tahar, “Long-term Electricity Forecasting : A System Dynamics Approach,” vol. 33, pp. 116–119, 2012.
- [25] K. Edvhg, R. Q. Uh, and D. Q. G. Vwhp, “Research on prediction of Energy Demand in China based on Grey Theory and System Dynamics,” pp. 3–8.
- [26] E. H. Maimbil, N. H. S. Romera, L. Ezequiel, and D. Melchior, “Modelo de Demanda Eléctrica Argentina,” 2012.
- [27] R. M. Portillo and A. R. Tymoschuk, “Modelo Dinámico para el Estudio de la Situación Energética en la Ciudad de Santa Fe,” 2012.
- [28] S. A. Akhwanzada and R. M. Tahar, “Strategic Forecasting of Electricity Demand Using System Dynamics Approach,” no. March, 2015.
- [29] P. D. Haimovici, E. H. Maimbil, and N. H. S. Romera, “Modelo de Generación Eléctrica,” *X Congr. Latinoam. Dinámica Sist.*, 2012.
- [30] H. Ra, B. Medina, E. Superior, C. Sociales, C. Gustavo, and G. Km, “Análisis del Balance Energético del Ecuador a través de Dinámica de Sistemas,” pp. 1–19, 2015.
- [31] Ministerio de Electricidad y

- Energía Renovable, “Plan Maestro de Electricidad 2016-2025,” p. 439, 2017.
- [32] CNEL Sucumbíos and Empresa Eléctrica Quito, “EEQ en cifras: indicadores, proyecto SIGDE,” 2017. [Online]. Available: <http://www.eeq.com.ec:8080/nosotros/eeq-en-cifras>. [Accessed: 12-Nov-2018].
- [33] M. V. S. Guamanzara, “Optimización mediante el método de montecarlo de la demanda eléctrica residencial,” Universidad Politécnica Salesiana, 2015.
- [34] J. C. T. Flores, “Modelo de gestión energética para la determinación de indicadores de eficiencia eléctrica en el sector residencial,” Universidad Politécnica Salesiana, 2018.
- [35] Empresa Eléctrica Quito, “Guía para diseño de redes para distribución,” 2015, p. 166.
- [36] T. Sorasalmi, “Dynamic Modeling of Household Electricity Consumption,” Aalto University, 2012.



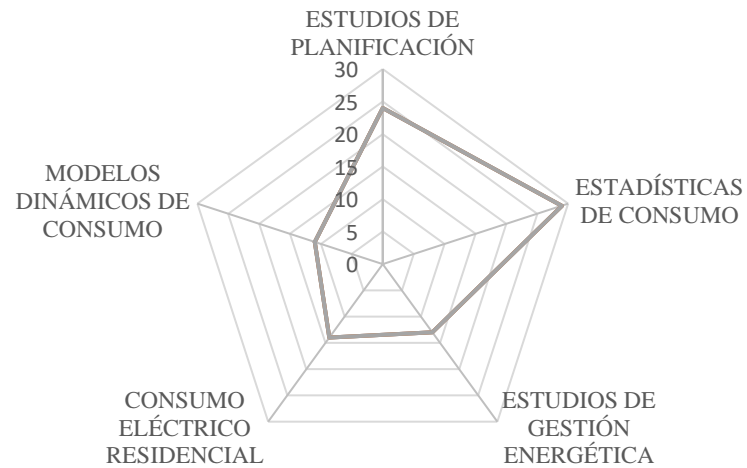
## 12. Estado del Arte

MODELO CAUSAL DEL CONSUMO ENERGÉTICO RESIDENCIAL PARA PRONOSTICAR LA OFERTA Y DEMANDA																							
	DATOS					TEMÁTICA					FORMULACIÓN DEL PROBLEMA					PROPUESTAS PARA RESOLVER EL PROBLEMA				SOLUCIÓN PROPUESTA			
ITEM	AÑO	TÍTULO DEL ARTÍCULO	ESTUDIOS DE PLANIFICACIÓN	ESTADÍSTICAS DE CONSUMO	ESTUDIOS DE GESTIÓN ENERGÉTICA	CONSUMO ELÉCTRICO RESIDENCIAL	MODELOS DINÁMICOS DE CONSUMO	ANÁLISIS COMPORTAMENTAL DE ELECTRODOMÉSTICOS	CATEGORIZACIÓN DE CONSUMO ELÉCTRICO SEGÚN ACTIVIDADES	IDENTIFICAR ELECTRODOMÉSTICOS DE USO COMÚN	ESTABLECIMIENTO DE CRITERIOS Y FACTORES DE INFLUENCIA	ESTUDIO TEMPORAL DEL CONSUMO ELÉCTRICO	MÉTODOS ESTADÍSTICOS	MÉTODOS DE REGRESIÓN E INTERPOLACIÓN	APLICACIÓN DE ALGORITMOS	DIAGRAMAS CAUSALES	UTILIZAR FUNCIONES DE PROBABILIDAD	IMPLEMENTACIÓN DE MODELOS MATEMÁTICOS	ESTABLECER CRITERIOS DE EFICIENCIA ENERGÉTICA	CÁLCULOS DE ESTIMACIÓN	ESTIMACIÓN DE CONSUMO HACIA FUTURO		
1	2017	Plan Maestro de Electricidad 2016-2025	✗	✗	✗	✗	□	□	□	□	□	✗	✗	□	□	□	□	□	□	□	□		
2	2012	A Study of Energy Statistics Based on Energy-Tree	□	□	✗	□	□	□	□	□	□	✗	□	□	✗	□	□	□	✗	□	□		
3	2017	Prediction of Electricity Consumption Based on DT and RF : An Application on USA Country Power Consumption	□	□	□	□	□	□	□	□	□	✗	□	□	✗	□	✗	✗	□	✗	□		
4	2017	Factors influencing the Energy Consumption Behavior Pattern among the Indian Higher Education Institution Students	✗	□	□	□	□	□	□	□	✗	□	□	✗	□	□	□	□	✗	□	□		
5	2011	A Novel Econometric Model for Peak k Demand Forecasting	✗	✗	□	□	□	□	□	□	□	✗	✗	✗	□	□	□	□	✗	□	✗		
6	2015	Pronóstico de la demanda eléctrica residencial basado en el modelo de regresión adaptativa multivariante spline (MARS)	✗	✗	□	□	□	□	□	□	□	✗	□	□	✗	□	□	□	✗	□	✗		
7	2010	Estimación de la demanda residencial de electricidad en el Perú	✗	✗	□	□	□	□	□	✗	□	✗	✗	✗	□	□	□	□	✗	□	✗		
8	2014	La demanda residencial de energía eléctrica en Chile	□	✗	□	□	□	□	□	□	□	✗	□	□	✗	□	□	□	✗	□	✗		

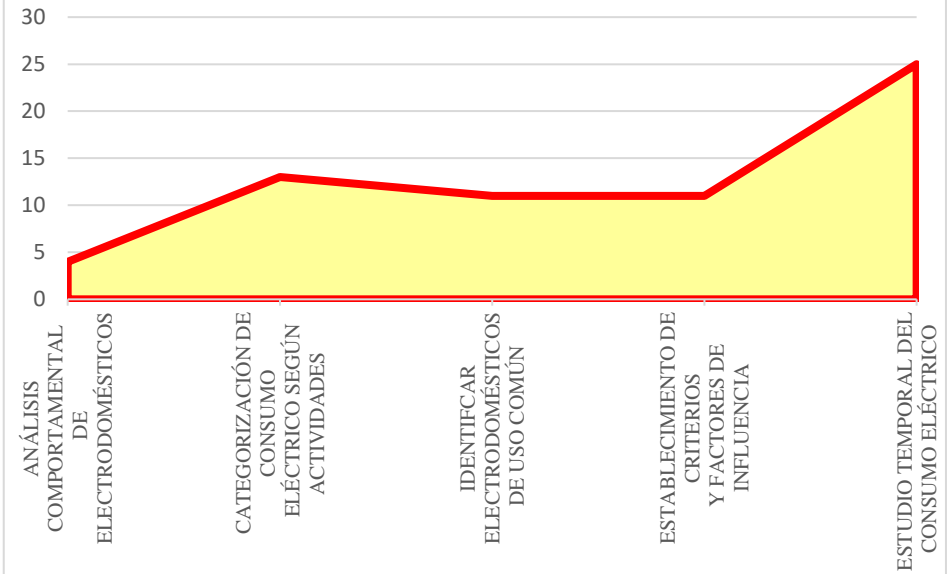
ITEM	AÑO	TÍTULO DEL ARTÍCULO	ESTUDIOS DE PLANIFICACIÓN	ESTADÍSTICAS DE CONSUMO	ESTUDIOS DE GESTIÓN ENERGÉTICA	CONSUMO ELÉCTRICO RESIDENCIAL	MODELOS DINÁMICOS DE CONSUMO	ANÁLISIS COMPORTAMENTAL DE ELECTRODOMÉSTICOS	CATEGORIZACIÓN DE CONSUMO ELÉCTRICO SEGÚN ACTIVIDADES	IDENTIFICAR ELECTRODOMÉSTICOS DE USO COMÚN	ESTABLECIMIENTO DE CRITERIOS Y FACTORES DE INFLUENCIA	ESTUDIO TEMPORAL DEL CONSUMO ELÉCTRICO	MÉTODOS ESTADÍSTICOS	MÉTODOS DE REGRESIÓN E INTERPOLACIÓN	APLICACIÓN DE ALGORITMOS	DIAGRAMAS CAUSALES	UTILIZAR FUNCIONES DE PROBABILIDAD	IMPLEMENTACIÓN DE MODELOS MATEMÁTICOS	ESTABLECER CRITERIOS DE EFICIENCIA ENERGÉTICA	CÁLCULOS DE ESTIMACIÓN	ESTIMACIÓN DE CONSUMO HACIA FUTURO
9	2008	Prediction of Energy Production and Energy Consumption based on BP Neural Networks	✗	✗	✗	□	□	□	□	□	□	□	□	□	✗	□	□	✗	□	✗	✗
10	2015	Análisis Técnico del comportamiento del consumo y la demanda eléctrica en viviendas típicas de la ciudad de Cuenca, debido a la incorporación de la cocina de inducción y sistemas eléctricos para ACS	✗	✗	✗	✗	□	□	✗	□	✗	□	✗	□	□	□	□	□	□	□	□
11	2015	Modelación dinámica de la demanda y oferta de una micro-red eléctrica	□	✗	□	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	□	□	□	□	✗	✗	□	✗	□
12	2016	Energy Efficient Design in Shopping Centres – a Pathway towards lower Energy Consumption	□	✗	✗	□	□	□	□	□	□	✗	□	□	□	□	□	□	✗	✗	□
13	2012	A system dynamics conceptual model on retail electricity supply and demand system to minimize retail's cost in eastern Australia	□	□	✗	□	✗	□	□	□	□	□	□	□	□	✗	□	□	✗	□	□
14	2014	Energy consumption and economic growth in the light of meeting the targets of energy policy in the EU	✗	✗	□	□	□	□	□	□	□	✗	□	□	□	□	□	□	□	□	□
15	2015	Gestión y optimización del consumo de energía eléctrica residencial usando series de tiempo	□	✗	✗	□	□	□	□	✗	□	✗	□	□	□	□	□	□	✗	□	□
16	2013	Métodos utilizados para el pronóstico de demanda de energía eléctrica en sistemas de distribución	✗	✗	□	□	□	□	✗	✗	✗	□	□	□	✗	□	□	✗	□	□	✗
17	2011	Avances recientes en la predicción de la demanda de electricidad usando modelos no lineales	✗	✗	□	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	□	□	□	✗	✗	✗	□	✗	✗
18	2012	Modelado de Mercados de Electricidad	✗	✗	□	□	□	□	□	□	□	✗	□	□	✗	□	□	✗	□	□	□
19	2017	Residential Demand Response using Genetic Algorithm	□	□	✗	✗	□	□	□	□	□	□	□	□	□	✗	□	□	□	✗	□
20	2016	Study of Consumer Benefit Functions for Demand Response Algorithm	□	✗	✗	✗	□	□	✗	✗	□	□	□	□	✗	□	□	✗	□	✗	□
21	2017	Consumption Behavior Analytics-Aided Energy Forecasting and Dispatch	✗	□	□	□	□	□	□	□	✗	□	□	□	✗	□	□	✗	□	✗	□
22	2015	Metodología para estimar la demanda eléctrica en edificios con usuarios residenciales de oficinas y comercios	✗	✗	□	✗	□	✗	✗	✗	□	□	✗	□	✗	□	□	□	□	✗	□
23	2006	Investigation of pricing impact on the electrical energy consumption behavior of the household sector by a system dynamics approach	□	✗	□	✗	✗	□	✗	✗	□	✗	□	□	□	✗	□	□	□	□	✗
24	2012	Long-term Electricity Forecasting: A System Dynamics Approach	□	✗	□	□	✗	□	□	□	✗	□	□	□	□	✗	□	□	□	□	✗
24	2011	Electricidad usando modelos no lineales recent advances in load forecasting using nonlinear models	✗	□	□	□	□	□	□	□	□	✗	□	□	✗	□	□	□	□	□	□
25	2017	Research on prediction of Energy Demand in China based on Grey Theory and System Dynamics	✗	✗	□	□	□	□	□	□	□	□	□	□	✗	✗	□	✗	□	✗	✗
26	2012	Modelo de Demanda Eléctrica Argentina	✗	□	□	□	✗	□	✗	□	✗	✗	□	□	□	✗	□	□	□	✗	□
27	2012	Modelo Dinámico para el Estudio de la Situación Energética en la Ciudad de Santa Fe	✗	✗	□	✗	✗	□	□	□	□	□	□	□	□	✗	□	□	□	✗	□

ITEM	AÑO	TÍTULO DEL ARTÍCULO	ESTUDIOS DE PLANIFICACIÓN	ESTADÍSTICAS DE CONSUMO	ESTUDIOS DE GESTIÓN ENERGÉTICA	CONSUMO ELÉCTRICO RESIDENCIAL	MODELOS DINÁMICOS DE CONSUMO	ANÁLISIS COMPORTAMENTAL DE ELECTRODOMÉSTICOS	CATEGORIZACIÓN DE CONSUMO ELÉCTRICO SEGÚN ACTIVIDADES	IDENTIFICAR ELECTRODOMÉSTICOS DE USO COMÚN	ESTABLECIMIENTO DE CRITERIOS Y FACTORES DE INFLUENCIA	ESTUDIO TEMPORAL DEL CONSUMO ELÉCTRICO	MÉTODOS ESTADÍSTICOS	MÉTODOS DE REGRESIÓN E INTERPOLACIÓN	APLICACIÓN DE ALGORITMOS	DIAGRAMAS CAUSALES	UTILIZAR FUNCIONES DE PROBABILIDAD	IMPLEMENTACIÓN DE MODELOS MATEMÁTICOS	ESTABLECER CRITERIOS DE EFICIENCIA ENERGÉTICA	CÁLCULOS DE ESTIMACIÓN	ESTIMACIÓN DE CONSUMO HACIA FUTURO
28	2015	Strategic Forecasting of Electricity Demand Using System Dynamics Approach	✖	✖	□	□	✖	□	□	□	□	✖	□	□	✖	✖	□	□	□	✖	✖
29	2012	Modelo de Generación Eléctrica," X Congr. Latinoam. Dinámica Sist.	✖	✖	□	□	✖	□	✖	□	✖	✖	□	□	□	✖	□	□	□	✖	✖
30	2017	EEQ en cifras: indicadores, proyecto SIGDE	✖	✖	□	✖	□	□	□	□	□	✖	✖	□	□	□	□	□	✖	✖	□
31	2015	Optimización mediante el método de Montecarlo de la demanda eléctrica residencial	✖	✖	✖	✖	□	□	✖	✖	□	✖	□	□	✖	□	□	✖	✖	✖	□
32	2018	Modelo de gestión energética para la determinación de indicadores de eficiencia eléctrica en el sector residencial	✖	✖	✖	✖	□	□	✖	✖	□	✖	✖	□	□	□	□	□	✖	✖	□
33	2015	Análisis del Balance Energético del Ecuador a través de Dinámica de Sistemas	□	✖	□	✖	✖	□	✖	□	✖	✖	□	□	□	✖	□	✖	□	□	✖
34	2012	Dynamic Modeling of Household Electricity Consumption	✖	✖	□	✖	✖	✖	✖	✖	✖	✖	□	□	□	✖	✖	✖	□	✖	✖
35	2017	Respuesta a la demanda de electricidad de una red de área industrial basada en alta incertidumbre	✖	✖	✖	□	□	□	□	□	□	✖	✖	□	✖	□	□	✖	✖	✖	□
36	2017	Gestión energética para una óptima respuesta a la demanda en micro redes inteligentes	□	✖	✖	□	□	□	□	□	□	✖	✖	□	✖	□	□	✖	✖	✖	□
			24	29	13	14	11	4	13	11	11	25	9	3	16	12	4	20	8	25	14

## TEMÁTICA



## FORMULACIÓN DEL PROBLEMA



## SOLUCIÓN DADA MEDIANTE

